

УДК 004.9

5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы в экономике

КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ КАК ИНСТРУМЕНТ ИССЛЕДОВАНИЯ РЫНКА ЖИЛОЙ НЕДВИЖИМОСТИ: ОТ ГРУППИРОВКИ К АНАЛИТИКЕ

Фомина Елена Евгеньевна
к.т.н., доцент кафедры «Информатики и прикладной математики»
SPIN-код: 6602-8570, AuthorID: 642460,
f-elena2008@yandex.ru

Шипунова Анна Романовна
студентка 3 курса, направление подготовки Информатика и вычислительная техника
studmail@inbox.ru
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Тверской государственный технический университет», Тверь, Россия

Современный рынок недвижимости характеризуется высокой динамичностью и сложностью. Для принятия обоснованных решений всем его участникам, необходимы специализированные инструменты анализа, которые выходят за рамки традиционных методов и предлагают новые подходы к пониманию рыночных процессов. В современных условиях, когда рынок недвижимости генерирует и обрабатывает огромные наборы данных, необходимо использование математического и программного инструментария для эффективного извлечения ценной информации и создания интеллектуальных систем поддержки принятия решений. В статье описано приложение, предназначенное для кластеризации объектов недвижимости с целью выявления комплексных взаимосвязей между различными параметрами объектов и формирования типологий, отражающих реальную структуру рынка. Продemonстрированы его возможности при анализе рынка жилой недвижимости Твери. Приложение показало способность формировать детализированные профили рыночных сегментов и предоставлять новые инсайты для стратегического планирования

Ключевые слова: КЛАСТЕРИЗАЦИЯ РЫНКА НЕДВИЖИМОСТИ, МЕТОД К-СРЕДНИХ, DBSCAN, ИЕРАРХИЧЕСКАЯ КЛАСТЕРИЗАЦИЯ, ПРИЛОЖЕНИЕ ДЛЯ КЛАСТЕРИЗАЦИИ РЫНКА НЕДВИЖИМОСТИ

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-220-053>

UDC 004.9

5.2.2. Mathematical, statistical and instrumental methods in economics

CLUSTER ANALYSIS AS A RESEARCH TOOL FOR THE RESIDENTIAL REAL ESTATE MARKET: FROM GROUPING TO ANALYTICS

Fomina Elena Evgenievna
Candidate of technical sciences, associate professor,
Department of Computer Science and Applied Mathematics
RSCI SPIN-code: 6602-8570, AuthorID: 642460,
f-elena2008@yandex.ru

Shipunova Anna Romanovna
3rd-year student, majoring in Computer Science and Engineering
studmail@inbox.ru
Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education «Tver State Technical University», Tver, Russia

The modern real estate market is characterized by high dynamism and complexity. To make informed decisions, all market participants need specialized analysis tools that go beyond traditional methods and offer new approaches to understanding market processes. In today's environment, where the real estate market generates and processes vast amounts of data, it is essential to use mathematical and software tools to effectively extract valuable information and create intelligent decision support systems. This article describes an application designed for clustering real estate objects to identify complex relationships between various object parameters and create typologies that reflect the actual market structure. Its capabilities were demonstrated in the analysis of the Tver residential real estate market. The app demonstrated its ability to generate detailed market segment profiles and provide new insights for strategic planning

Keywords: REAL ESTATE MARKET CLUSTERING, K-MEANS METHOD, DBSCAN, HIERARCHICAL CLUSTERING, REAL ESTATE MARKET CLUSTERING APPLICATION

<http://ej.kubagro.ru/2026/06/pdf/53.pdf>

Введение

Рынок недвижимости является важным индикатором, отражающим социально-экономическое состояние общества. Как отмечено в [1] именно жилая недвижимость представляет собой базовую ценность, «обеспечивающую при вложении в этот актив экономическую стабильность и позволяющую реализовывать экономические интересы собственников».

Для исследования тенденций рынка недвижимости необходим его постоянный мониторинг, который позволит определять наиболее активно предлагаемые объекты и выявлять наиболее востребованный сектор, исходя из соотношения предложения и спроса. В комплексном исследовании рынка заинтересованы все его участники. Так, опираясь на результаты анализа, инвесторы смогут получить ценную информацию для успешной работы в динамичной среде недвижимости, застройщики и агентства оптимизировать свои маркетинговые стратегии.

Современный рынок недвижимости характеризуется обработкой больших объёмов данных. В этих условиях анализ исключительно по отдельным ключевым показателям, таким как «цена за квадратный метр», «площадь объекта», «этаж» или «наличие ремонта», оказывается недостаточным, поскольку не позволяет оценить влияние комплексного сочетания этих параметров на итоговую картину. Эффективное исследование рынка, позволяющее выявить скрытые закономерности, прогнозировать тренды и принимать стратегические решения, невозможно без использования передовых методов анализа данных, включая технологии искусственного интеллекта (ИИ), и специализированного программного обеспечения.

Используемые в настоящее время программные продукты для анализа рынка недвижимости делятся на категории в зависимости от функционала и целевой аудитории (табл. 1).

Таблица 1. Программные решения для анализа рынка недвижимости

Категория	Основное назначение	Целевая аудитория	Наиболее популярные Российские платформы
Онлайн-агрегаторы	Единая площадка для поиска и сравнения объектов недвижимости. Аккумуляирование объявлений из различных источников, их проверка, предоставление инструментов для фильтрации и поиска	- Физические лица, - агентства недвижимо- сти, - риелторы, - застройщики, - арендаторы	«Авито», «Циан», «ДомКлик», «Яндекс-Недвижимость»

Категория	Основное назначение	Целевая аудитория	Наиболее популярные Российские платформы
Аналитические платформы	Глубокий и структурированный анализа рынка, выходящий за рамки простого поиска объявлений. Применении современных методов анализа данных для выявления тенденций, прогнозирования стоимости, сегментации рынка и предоставления ценных инсайтов для принятия стратегических решений	Участники рынка и инвесторы, которым требуется детальное понимание процессов	«М2аналитика» [2]

Категория	Основное назначение	Целевая аудитория	Наиболее популярные Российские платформы
Инструменты на базе искусственного интеллекта	Автоматизация сложных аналитических задач, прогнозирование, оптимизация и персонализация на рынке недвижимости, выявление мошенничества и аномалий, формирование маркетинговых стратегий, возможность обработки больших объемов данных, выявление неочевидных закономерностей	Участники рынка, заинтересованные в использовании передовых технологий для получения конкурентных преимуществ	Nedvision.AI [3] (предназначена для анализа коммерческой недвижимости, использует в своей основе нейросеть, обученную на более чем 1 млн проанализированных с 2021 года объявлений), Titleman AI [4] (адаптирована под российский рынок)
CRM-системы	Централизованное управление взаимодействием с клиентами и автоматизация бизнес-процессов агентствами недвижимости	- Риелторские агентства, - агентства недвижимости, - частные риелторы	DomClick Pro, Realty CRM, Bitrix24, AmoCRM

Несмотря на обилие систем анализа рынка недвижимости, разработка новых приложений остаётся актуальной задачей из-за динамичных рыночных изменений, роста спроса на персонализированные и технологичные решения, а также неполноты функционала существующих сервисов для разных категорий пользователей.

В настоящей статье рассматривается приложение, предназначенное для анализа и кластеризации объектов жилой недвижимости с целью глубокого понимания структуры рынка, выявления и описания его сегментов. Ценность предварительной кластеризации рынка заключается в формировании групп объектов недвижимости со схожими показателями, к каждой из которых в дальнейшем можно применить свой метод анализа. Как отмечают исследователи в работе [5] разработка экономико-математических моделей внутри каждого кластера («субрынка») отдельно – наиболее эффективное решение для точного прогнозирования цен и анализа рыночной динамики. В работе [6] продемонстрировано преимущество такого подхода: результаты исследования показали, что модели множественной регрессии, построенные по кластерам, демонстрируют гораздо более высокую точность и предсказательную силу, чем модели, построенные по всей выборке в целом [7].

Описание приложения для анализа рынка жилой недвижимости

Разработанное приложение предоставляет комплексный функционал для изучения рынка жилой недвижимости на основе данных с популярных платформ объявлений. Приложение позволяет не только исследовать общие тенденции, но и выявлять скрытые закономерности через глубокий кластерный анализ. Оно реализует этапы очистки и предобработки данных; расчет дополнительных характеристик, таких как цена за квадратный метр, время с момента публикации; визуализацию ключевых метрик; разделение объектов недвижимости на группы с использованием алгоритмов кластерного анализа.

Выполнение этапа кластерного анализа является ключевой особенностью приложения. Использование этого метода машинного обучения позволит сгруппировать объекты недвижимости на основе их схожих характеристик, что даст возможность проанализировать рынок не только по отдельным метрикам, но и с учетом комплексного сочетания факторов. Формирование кластеров позволит определить типовые группы объектов со схожими ценовыми, функциональными и пространственными показателями; анализировать кластеры на предмет потенциала роста стоимости; разрабатывать для каждого кластера наиболее эффективные стратегии.

Приложение позволяет реализовывать три алгоритма кластерного анализа: иерархический, к-средних и DBSCAN [8]. Каждый из этих методов обладает своими сильными сторонами и позволяет взглянуть на структуру данных под разными углами, что критически важно для всестороннего понимания такого сложного рынка, как недвижимость.

Программная среда приложения Python 3.9 с использованием библиотек pandas, scikit-learn, matplotlib; разработка велась в IDE PyCharm.

Приложение состоит из набора модулей каждый из которых предназначен для выполнения определенного этапа обработки данных.

1. «Модуль ввода и предобработки данных». Модуль предназначен для считывания и преобразования первичных данных, которые формируют основу для последующей аналитики. Первичные данные могут поступать в форматах .csv или .json. Эти форматы являются универсальными и широко используемыми для хранения и обмена структурированными данными, что обеспечивает совместимость с различными источниками данных. После чтения данных происходит анализ датасета на наличие пропущенных значений и заполнение пропусков. Метод заполнения пропусков зависит от измерительной шкалы: для категориальных переменных происходит заполнение модой, для интервальных заполнение происходит методом

линейной интерполяции.

2. «Модуль расчета дополнительных метрик». Этот модуль расширяет исходный набор данных, добавляя производные признаки, которые могут быть более информативными для анализа. Для каждого объекта недвижимости рассчитывается стоимость одного квадратного метра площади, которая является стандартизированным показателем, позволяющим сравнивать объекты разной площади, а также продолжительность размещения объявления на платформе, которая может указывать на ликвидность объекта.

3. «Модуль визуализации». Данный модуль предназначен для визуализации аккумулированных данных. Формируемый дашборд позволяет пользователю быстро оценить текущее состояние рынка. Дашборд включает следующие чарты:

гистограммы распределения и boxplot, отображающие распределения объектов по стоимости одного квадратного метра, цене, площади, количеству комнат, по годам постройки;

диаграмма, отражающая зависимость средней стоимости одного квадратного метра жилой площади от района. Визуализация позволит быстро определить наиболее дорогие и доступные локации, а также выявить территориальные особенности ценообразования;

диаграмма, отражающая изменение объемов размещаемых объявлений в зависимости от типа продавца (частные лица, агентства недвижимости, застройщики). Это позволит оценить конкурентную среду, выявить наиболее активных игроков рынка.

4. «Модуль проведения кластерного анализа»

Данный модуль позволяет провести системный анализ рынка недвижимости и распределить объекты по кластерам, ориентируясь на совокупность факторов. Процедура кластеризации происходит в несколько этапов:

1 этап. Преобразование категориальных переменных в набор фиктивных переменных для последующего машинного обучения. Преобразование необходимо для предоставления данных в числовом формате: категориальные значения (строки или метки) заменяются на бинарные векторы (0 и 1), где каждая уникальная категория становится отдельным признаком.

2 этап. Реализация кластерного анализа. Пользователь имеет возможность выбрать один из алгоритмов кластеризации или последовательно проанализировать результаты нескольких методов с целью выбора наиболее четкого кластерного решения:

- иерархический метод позволяет визуально по дендрограмме определить оптимальное количество кластеров и оценить удаленность отдельных объектов друг от друга, а также расстояние между самими кластерами на разных уровнях иерархии. Данный метод рекомендуется применять при небольшом числе объектов (например, при еженедельной обработке выгрузок объектов недвижимости в городах с населением до 100-200 тысяч человек, или для анализа небольших, специализированных сегментов рынка). Ограничение связано со скоростью работы алгоритма при обработке больших данных ($O(n^2)$).

- алгоритм к-средних позволяет разделить множество объектов на заранее определенное число кластеров. Данный этап предваряет построение графика зависимости суммарной внутрикластерной дисперсии от количества кластеров, ориентируясь на который, пользователь имеет возможность определить оптимальное число групп и провести процедуру кластеризации для указанного количества кластеров, обеспечивая сегментацию рынка. Он может использоваться для обработки больших объемов данных с высокой скоростью (например, выгрузок для городов, численность которых превышает полмиллиона), выделяя наиболее представительные кластеры.

- метод DBSCAN может быть использован в случае обнаружения кластеров произвольной формы, обеспечивая при этом высокую устойчивость к наличию выбросов в данных. Определение и отсеечение «шума» позволит сформировать более репрезентативные сегменты. В отличие от метода OPTICS, который также достаточно хорошо выявляет кластеры произвольной формы и определяет «шум», DBSCAN характеризуется более высокой скоростью обработки данных и простотой интерпретации результата.

Метод DBSCAN предполагает задание двух ключевых параметров, влияющих на логику формирования кластеров:

максимальное расстояние между двумя объектами, чтобы они считались соседями. Определение данного параметра осуществляется по графику k-ближайших соседей, который отражает распределение расстояний от каждого объекта до его k-го ближайшего соседа.

количество объектов в окрестности точки, чтобы эта точка считалась «основной» (этот параметр регулирует пользователь).

Использование комбинации методов кластеризации помогает получить разносторонний взгляд на рынок недвижимости: каждый алгоритм позволяет выделить свои особенности данных, оценить стабильность кластеров и определить устойчивое решение.

Таким образом, программный комплекс предоставляет пользователю мощный и гибкий инструментарий для глубокого кластерного анализа, позволяя выявлять ценные инсайты о рынке недвижимости, недоступные при применении лишь стандартных метрик.

Результат каждого из примененных способов кластеризации визуализируется с использованием метода t-SNE, который позволяет спроецировать многомерное пространство объектов на двумерную плоскость, сохраняя при этом структуру локальных взаимосвязей. Ориентируясь на полученные двумерные графики, пользователь имеет

возможность оценить наиболее четкую и однородную кластерную структуру, а затем выбрать окончательный вариант, который наилучшим образом отражает структуру данных и соответствует поставленным аналитическим задачам.

Для каждого кластера рассчитывается силуэтный коэффициент, позволяющий оценить сплоченность объектов.

3 этап. Формируется итоговый датасет, на основе которого происходит описание кластеров. Итоговый набор данных сохраняется в csv-файле и в дальнейшем может быть использован для визуализации в специализированных BI-системах.

Результаты и обсуждения

Программный комплекс был использован для анализа рынка квартир в городе Твери. Для этого был сформирован датафрейм, включающий 540 записей, содержащих информацию о квартирах вторичного рынка и новостройках. Данные собраны с платформы «Авито». Метод сбора – парсинг с использованием библиотеки Selenium, период сбора данных – 23-27 апреля 2026 года. В выборке содержались только объявления с уникальными ID для исключения дублирования данных. Набор данных охватывал ключевые характеристики объектов недвижимости, такие как: район расположения, тип продавца, стоимость, общая площадь, жилая площадь, тип ремонта, количество комнат, год постройки, наличие балкона или лоджии, этаж расположения квартиры и общее количество этажей в доме. Анализ этих данных позволит выявить актуальные тенденции, особенности ценообразования и характеристики наиболее распространенных предложений на рынке жилья Твери. Датафрейм был выгружен в программный комплекс, произведено заполнение пропусков и расчет дополнительных метрик. Далее произведена визуализация данных по основным показателям (рис. 1).

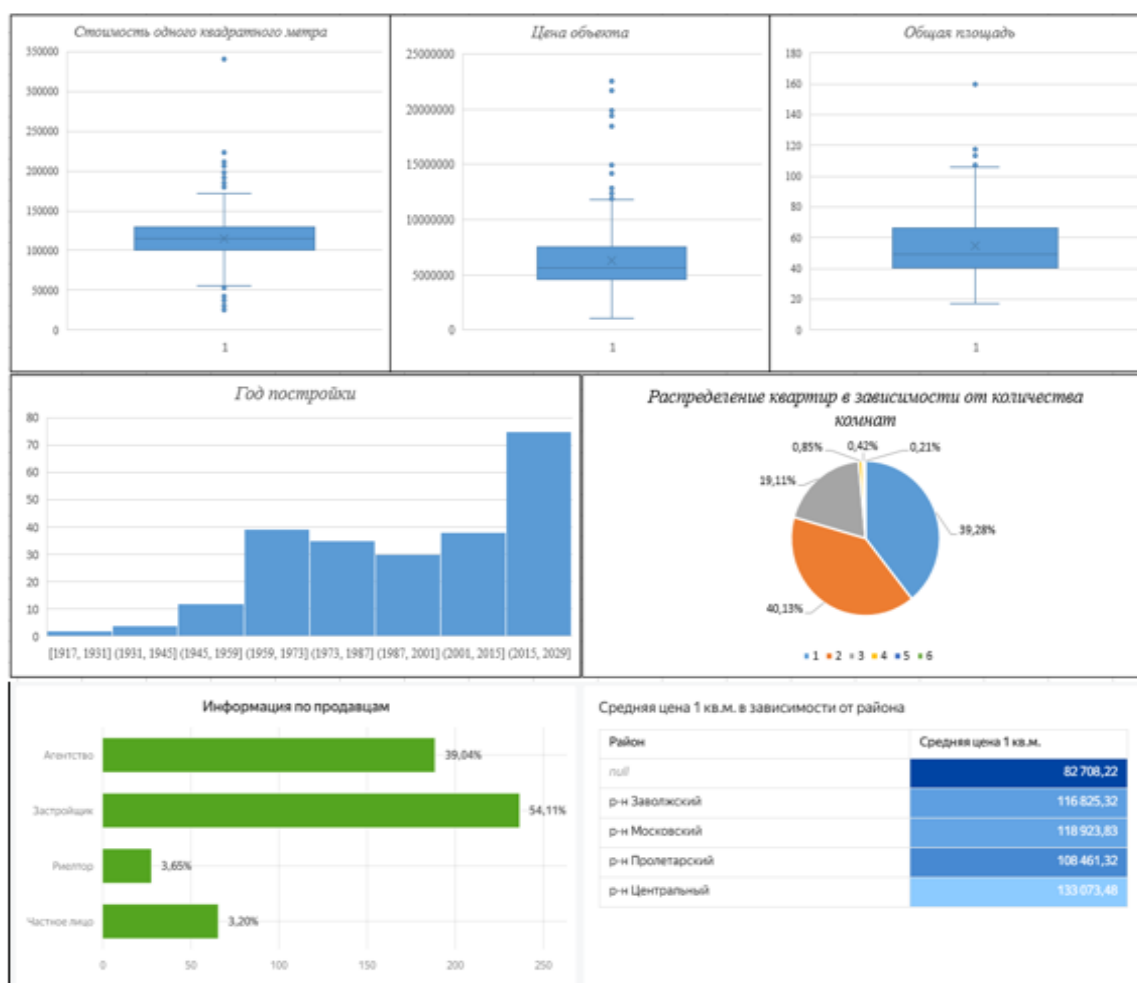


Рис. 1. Визуализация основных показателей рынка недвижимости в датафрейме

На основании данных дашборда можно сделать следующие выводы:

- на рынке доминируют однокомнатные (около 40%) и двухкомнатные (около 39%) квартиры, что может говорить о высоком спросе на доступное жилье, покупке жилья для сдачи в аренду, инвестиции в недвижимость, развитие льготных ипотечных программ или косвенно указывать на финансовые ограничения покупателей;

- медианная площадь квартиры составляет 50 квадратных метров, что соответствует преобладающему типу квартир;

- стоимость одного квадратного метра варьируется в широком диапазоне, от 50 000 до 150 000 рублей. Медианная стоимость квартир достигает 5 500 000 рублей, что отражает общий уровень цен на рынке;

- преобладают квартиры, построенные в период с 2015 по 2029 год, что указывает на активное развитие нового строительства и доступность современного жилья;

- наиболее высокие цены зафиксированы в Центральном районе, что говорит о его престижности. В то же время, Пролетарский район является самым доступным сегментом рынка, предлагая наиболее низкие цены;

- среди продавцов на рынке доминируют застройщики и риелторы, что свидетельствует о высокой активности профессиональных участников рынка и значительном предложении новых строительных проектов.

Далее была проведена процедура кластерного анализа с использованием трех методов кластеризации.

Наиболее четкая кластерная структура была получена с использованием метода DBSCAN. Значение параметра ϵ было определено по графику k-ближайших соседей ($\epsilon = 3$) (рис. 2). Параметр $\min_samples$ определен эмпирически ($\min_samples=10$).

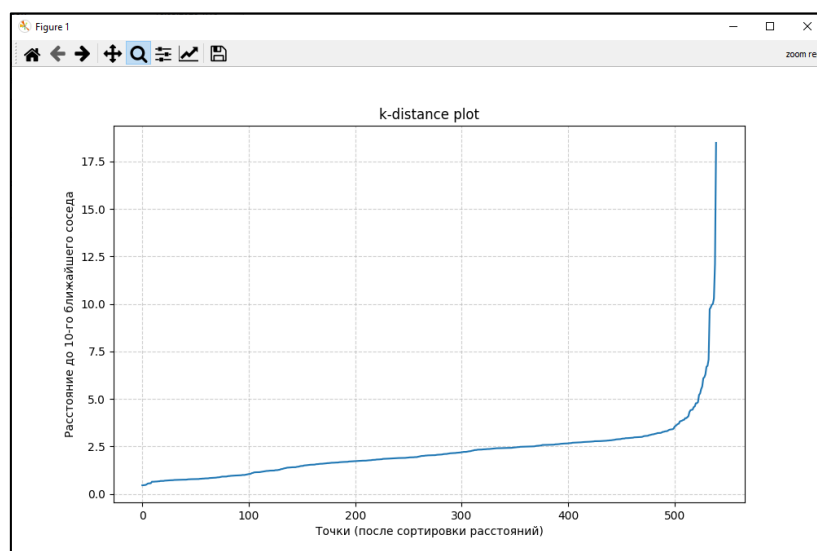


Рис. 2. График метода k-ближайших соседей

Для анализа изменения кластерной структуры при разных значениях параметра ϵ была проведена серия расчетов (табл. 2). Результаты расчетов подтверждают, что оптимальное значение параметра ϵ равно 3.

Таблица 2. Параметры кластерной структуры при разных значениях ϵ

ϵ	Количество кластеров	Процент «шума»
2,7	5	10,5%
2,85	4	7,03%
3	4	5,74%
3,15	3	5,00%
3,3	3	4,63%

Визуализация кластерного решения осуществлялась методом t-SNE с параметрами perplexity = 30, число итераций = 500, learning rate = 200 (рис. 3).

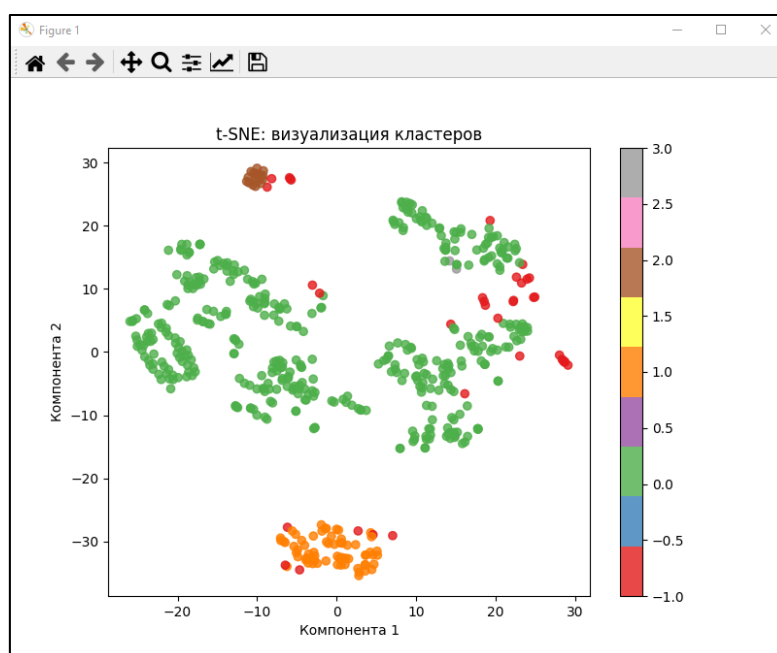


Рис. 3. Визуализация кластеризации методом DBSCAN

Для каждого кластера, включая кластер уникальных объектов, рассчитаны силуэтные коэффициенты (табл. 3).

Таблица 3. Силуэтные коэффициенты кластеров

Номер кластера	Средний силуэтный коэффициент	Характеристика
-1	-0,2365	Объекты являются «шумом». Их следует анализировать отдельно
0	0,1869	Умеренное значение. Отделение объектов этого кластера от других менее выражено. Возможна некоторая степень пересечения или близости к другим кластерам
1	0,2666	
2	0,6727	Хорошая структура кластера. Объекты внутри группы достаточно однородны и чётко отделены от других кластеров. Это говорит о высоком качестве кластеризации для данной группы
3	0,5338	

Результаты кластерного анализа были визуализированы в виде дашборда (рис. 4).

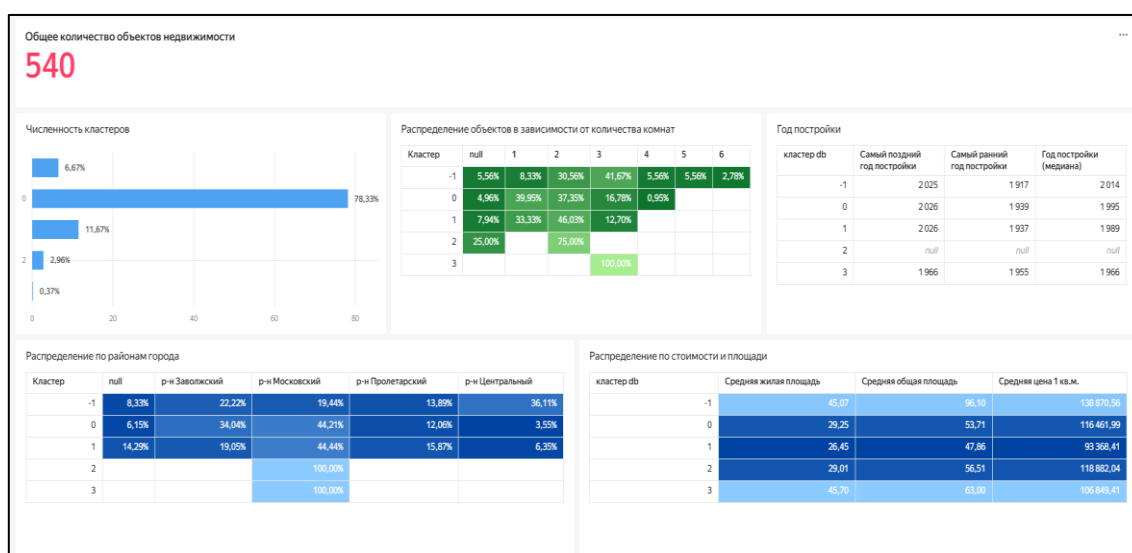


Рис. 4. Визуализация результатов кластерного анализа

Исходя из представленной информации, можно дать следующие характеристики каждому кластеру (табл. 4).

Таблица 4. Характеристики кластеров

Кластер	Средняя цена 1м ² (руб)	Средняя площадь (м ²)	Описание
-1 (6,67%)	138 870	96	Уникальные объекты, не вошедшие ни в один кластер. Элитное жилье с большой площадью. Средняя длительность размещения объявлений около 7 месяцев
0 (78,33%)	116 461	53	Типичное жилье в Твери, наиболее распространенный тип квартир
1 (11,67%)	93 368	47	Сегмент бюджетного жилья или жилья эконом-класса
2 (2,96%)	118 882	56	Жилье, приближающееся к элитному сегменту. Возможно, это квартиры с хорошим ремонтом или в престижных районах, но с небольшим количеством комнат, что отличает их от кластера -1
3 (0,37%)	106 849	63	Дорогие трехкомнатные квартиры с маленькой кухней. Квартиры в старых, но возможно отреставрированных домах

Годы постройки в кластерах 0-2 варьируются, это говорит о том, что рынок Твери включает как старый жилой фонд, так и новые постройки.

Для каждого кластера, кроме кластера 3, который содержит только два объекта, были дополнительно рассчитаны средние значения и 95%-е доверительные интервалы для двух показателей – «цена 1 м2» и «общая

площадь». Оценка производилась методом bootstrap с 1000 итераций (табл. 5).

Таблица 5. Статистика по кластерам

Кластер	Цена 1 м ² , руб		Общая площадь, м ²	
	Среднее	ДИ 95%	Среднее	ДИ 95%
0	116 461	113 473 - 119 451	53	51,62 - 54,34
1	93 368	86 952 - 99 774	47	43,72 - 50,22
2	118 882	100 570 - 137 183	56	47,36 - 64,61

По данным таблицы можно сделать вывод, что кластеризация позволила выявить три устойчивых сегмента рынка недвижимости, отличающихся как по средней цене квадратного метра, так и по общей площади объектов. При этом в более дорогом сегменте (кластер 2) наблюдается большая вариативность характеристик, в то время как бюджетный (кластер 1) и массовый (кластер 0) сегменты демонстрируют более однородные параметры. Многократный запуск алгоритма DBSCAN на исходном наборе данных продемонстрировал идентичность состава и количества кластеров, что подтверждает устойчивость кластерной структуры и адекватность выбранных гиперпараметров.

Таким образом, анализ, проведенный в приложении, позволил выделить и описать основные сегменты рынка жилой недвижимости города Твери. Полученные результаты могут использоваться для оптимизации инвестиционных вложений и формирования предложений, максимально соответствующих текущей ситуации.

Заключение

В статье описано приложение, которое позволяет проводить анализ рынка недвижимости на основе основных ключевых показателей объектов недвижимости. Особенностью разработанного приложения является:

- возможность описания рынка недвижимости с помощью ключевых

метрик;

- применение кластерного анализа с использованием нескольких алгоритмов с целью выявления наиболее устойчивой и интерпретируемой структуры данных;

- оценка качества разделения на группы.

Предложенное решение обладает практической значимостью для участников рынка, заинтересованных в оперативном и точном анализе тенденций в сфере жилой недвижимости.

Список литературы

1. Ковалевская Н.Ю., Тюньков В.В. О выборе подходов к анализу рынка жилой недвижимости // Baikal Research Journal. 2019. Т. 10. № 2. С. 14.
2. M2аналитика [Электронный ресурс] – URL: <https://m2analitika.ru/> (дата обращения 21.05.2026).
3. Умный поиск и глубокая аналитика объектов коммерческой недвижимости [Электронный ресурс] – URL: <https://nedvision.ai/> (дата обращения 21.05.2026).
4. Titleman [Электронный ресурс] – URL: <https://titleman.ai/> (дата обращения 21.05.2026).
5. Chen M., Chun Y., Griffith D.A. Delineating housing submarkets using space–time house sales data: spatially constrained data-driven approaches // Journal of risk and financial management. 2023.16(6). Art. 291.
6. Sisman S., Aydinoglu A.C. Improving performance of mass real estate valuation through application of the dataset optimization and spatially constrained multivariate clustering analysis // Land use policy. 2022. Vol. 119. Art. 106167.
7. Алексеева И.Е., Мезин Е.А., Алексеев А.О. Декомпозиция ценообразующих факторов на основе статистического анализа экспертных оценок их значимости // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. 2025. Т. 25. № 3. С. 53-63.
8. Фомина Е.Е. Методы многомерной статистики в социологических и социально-экономических исследованиях. Тверь, 2019. 112 с.

References

1. Kovalevskaya N.Yu., Tyunkov V.V. O vybore podkhodov k analizu rynka zhiloy nedvizhimosti // Baikal Research Journal. 2019. T. 10. № 2. S. 14.
2. M2analitika [Elektronnyy resurs] – URL: <https://m2analitika.ru/> (data obrascheniya 21.05.2026).
3. Umnyy poisk i glubokaya analitika obektov kommercheskoy nedvizhimosti [Elektronnyy resurs] – URL: <https://nedvision.ai/> (data obrascheniya 21.05.2026).
4. Titleman [Elektronnyy resurs] – URL: <https://titleman.ai/> (data obrascheniya 21.05.2026).
5. Chen M., Chun Y., Griffith D.A. Delineating housing submarkets using space–time house sales data: spatially constrained data-driven approaches // Journal of risk and financial management. 2023.16(6). Art. 291.
6. Sisman S., Aydinoglu A.C. Improving performance of mass real estate valuation through

application of the dataset optimization and spatially constrained multivariate clustering analysis // Land use policy. 2022. Vol. 119. Art. 106167.

7. Alekseeva I.E., Mezin E.A., Alekseev A.O. Dekompozitsiya tsenoobrazuyuschikh faktorov na osnove statisticheskogo analiza ekspertnykh otsenok ikh znachimosti // Vestnik Yuzhno-Uralskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Kompyuternye tekhnologii, upravlenie, radioelektronika. 2025. T. 25. № 3. S. 53-63.

8. Fomina E.E. Metody mnogomernoy statistiki v sotsiologicheskikh i sotsialno-ekonomicheskikh issledovaniyakh. Tver, 2019. 112 s.